

УДК 621.311

Д. В. МИРОШ, магистр технических наук, В. М. ОБЧИННИКОВ, кандидат технических наук, И. Е. МОНАРХОВИЧ, Белорусский государственный университет транспорта, г. Гомель

ТЕХНОЛОГИЯ ПРИМЕНЕНИЯ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ДИАГНОСТИКИ МЕЖВИТКОВЫХ ЗАМЫКАНИЙ В ТРАНСФОРМАТОРАХ И АСИНХРОННЫХ ДВИГАТЕЛЯХ

Приведена обобщенная технология применения сверточных нейронных сетей для диагностики межвитковых замыканий в однофазных трансформаторах с воздушным охлаждением и трехфазных асинхронных двигателях с короткозамкнутым ротором, основанная на использовании исходных данных в виде графиков отношений энергетических характеристик электропотребления. Применение разработанных нейронных сетей для диагностики трансформаторов и трехфазных асинхронных двигателей с короткозамкнутым ротором позволяет унифицировать диагностические исследования для указанного оборудования различных мощностей и легко адаптировать их под различное исполнение.

Анализ используемых методов и диагностических систем указывает на определенную сложность их дальнейшего развития. Это обусловлено во многом сложностью входных сигналов, достаточно большим числом входных данных, нелинейными множественными динамическими взаимосвязями с другими параметрами. Данный недостаток в увеличении точности диагностирования и распознавания образов возможно решить за счет применения искусственных нейронных сетей (ИНС).

Искусственный интеллект довольно быстро развивается, поэтому существует большое количество литературы, описывающей работу нейронных сетей в системах электроснабжения предприятий и варианты применения их на практике [1].

Главным преимуществом ИНС при диагностике является ее гибкость при большом потоке данных и информационном шуме. Главный же недостаток заключается в вопросах ее разработки и относительной длительности времени обучения. Для сокращения времени обучения до приемлемых результатов используются обобщенно-регрессионная нейронная сеть (GRNN) с топологией прямой передачи сигнала, вероятностная нейронная сеть (PNN) и адаптивная (самоорганизующаяся) нечеткая нейронная сеть [2].

В последние годы нейронные сети становятся важным инструментом в области диагностики и прогнозирования состояния различных технических систем. Они обладают способностью обучаться, выявлять сложные закономерности, что может послужить важным инструментом для обнаружения дефектов в различных объектах диагностирования. Для машин переменного тока проблемы с межвитковыми замыканиями являются серьезной и весьма распространенной угрозой как для непосредственно трансформаторов и асинхронных двигателей, так и для обслуживающего персонала. Межвитковые замыкания могут привести к перегреву, повреждению обмоток и даже пожару. Поэтому своевременное и упреждающее обнаружение межвитковых замыканий является важной задачей для обеспечения непрерывной работы электрооборудования и безопасности работников предприятий.

Относительно недавние исследования показывают, что нейронные сети успешно применяются для диагностики межвитковых замыканий. В одном из исследова-

ний, представленном в [3], авторы предложили метод диагностики межвитковых замыканий в трансформаторах на основе глубоких нейронных сетей [4]. Этот метод показал высокую точность и надежность в обнаружении замыканий даже при наличии шума и других помех. Также диагностика трансформаторов, но уже с помощью сверточных нейронных сетей, описана в [5]. Другие исследования в [6] подтверждают эффективность нейронных сетей при диагностике в асинхронных двигателях. В работе авторы предложили метод на основе сверточных нейронных сетей для обнаружения и классификации различных дефектов в асинхронных двигателях, включая межвитковые замыкания. Также в работах [4] и [6] авторы дополнительно указывают на возможность применения современных технологий на предприятиях железнодорожной отрасли. Проводится количественный анализ по факту выхода из строя асинхронных двигателей, использующихся в качестве тяговых и вспомогательных машин на электровозах серии ВЛ-80С, БКГ1 и БКГ2, что вносит некоторый поправочный коэффициент по наиболее часто встречающимся неисправностям. Дополнительно исследуется расширение возможностей работы сверточной нейронной сети с различными входными данными: температура, ток, вибрация и другие.

Применение нейронных сетей для диагностики целого ряда неисправностей в целом и межвитковых замыканий в частности в трансформаторах и асинхронных двигателях является перспективным направлением исследований. А их широкое освещение в научном мире может свидетельствовать о высокой эффективности данного инструмента.

В материале данной статьи изложена обобщенная технология применения сверточных нейронных сетей для диагностики межвитковых замыканий в трансформаторах (I) и асинхронных двигателях (II), основанная на использовании исходных данных в виде графиков отношений характеристик электропотребления (в качестве регистрирующего оборудования применялись энергометры) и разработанное программное обеспечение (на основе программных комплексов MatLab и Python) в виде сверточных нейронных сетей (CNN).

I Однофазные трансформаторы.

Приведем три основных этапа реализации диагностического комплекса обнаружения межвитковых замыканий трансформатора [6].

1 Формирование исходных данных для сверточных нейронных сетей (CNN).

Поступившие от энергометров результаты измерений напряжений, активных мощностей и токов

первичной и вторичной обмоток делятся друг на друга (рисунок 1), что позволяет работать с относительными величинами и реагировать на изменение их отношений. Далее полученные отношения записываются в специальные инициализированные массивы, размер которых равен ширине изображения.

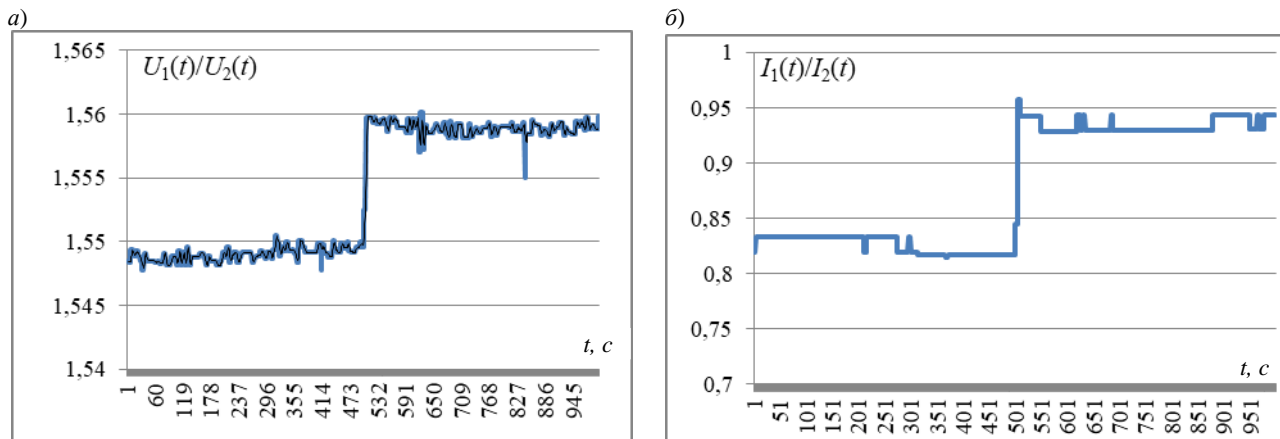


Рисунок 1 – Пример зависимостей отношений от времени:
а – напряжений; б – токов

2 Обработка изображений для использования в качестве исходных данных нейронными сетями.

После того как массивы полностью заполнятся исходными данными, необходимо в каждом из них найти максимальное и минимальное значения для определения границ графиков зависимостей.

Координатами пикселей по оси ординат являются индексы ячеек каждого из массивов. По получившимся координатам производится изменение цвета пикселей на изображении с белого на черный. Затем выполняется прорисовка вертикальных линий между соседними пикселями. В результате получаются изображения, которые передаются на входы CNN.

Аналогично работают сверточные нейронные сети, отвечающие за идентификацию по отношению токов и активных мощностей.

Каждая CNN на выходе выдает номер класса, к которому относится неисправность трансформатора.

3 Обработка результатов и формирование заключения.

После детектирования изображений тремя CNN производится окончательный анализ с целью повышения точности полученного решения о наличии неисправности, алгоритм которого приведен на рисунке 2.

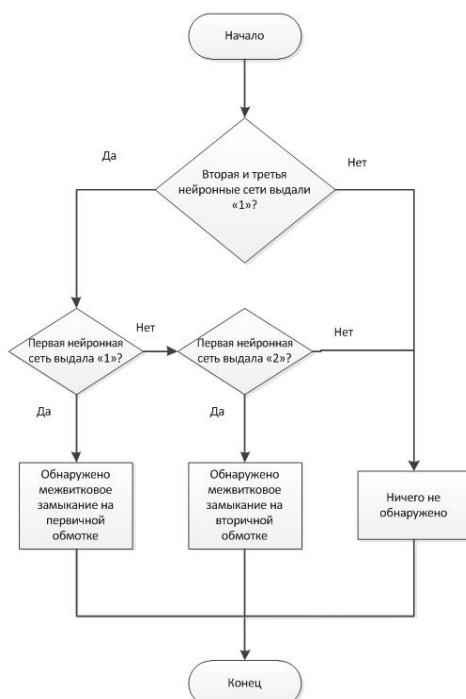


Рисунок 2 – Алгоритм анализа результатов с нейронных сетей

Кратко опишем архитектуру нейронной сети реализованной в программе MatLab. Во входном слое (Image Input Layer) указывается размер изображения, который в данном случае составляет $67 \times 88 \times 1$. Эти числа соответствуют высоте, ширине и размеру канала. Цифровые данные состоят из изображений в градациях серого.

В сверточном слое (Convolutional Layer) первым аргументом является Filter Size, который функция обучения использует при сканировании изображений. Второй аргумент – это количество фильтров (num Filters) или нейронов. Этот параметр определяет количество карт объектов.

После слоя нормализации партии следует нелинейная функция активации (ReLU Layer). Наиболее распространенной функцией активации является выпрямленная линейная единица (ReLU).

За сверточными слоями (с функциями активации) иногда следует операция понижения дискретизации (максимальный объединяющий слой MaxPooling Layer), которая уменьшает пространственный размер карты объектов и удаляет избыточную пространственную информацию. Понижающая выборка позволяет увеличить количество фильтров в более глубоких сверточных слоях без увеличения необходимого объема вычислений на слой. Одним из способов понижения частоты дискретизации является использование максимального пула, который создается с помощью maxPooling2dLayer. Слой максимального пула возвращает максимальные значения прямоугольных областей входных данных, заданных первым аргументом poolSize. Аргумент пары «имя – значение» (Stride) за-

дает размер шага, который выполняет обучающая функция при сканировании данных.

Вслед за слоями свертки и понижающей дискретизации следуют один или несколько полносвязных слоев (FullyConnectedLayer). В нем нейроны соединяются со всеми нейронами предыдущего слоя. Этот слой объединяет все признаки, изученные предыдущими слоями на изображении, чтобы идентифицировать более крупные закономерности. Последний полносвязный слой объединяет функции для классификации изображений. Параметр OutputSize в последнем полносвязном слое равен количеству классов в целевых данных.

Функция активации softmax нормализует вывод полностью подключенного слоя. Выходные данные слоя softmax состоят из положительных чисел, которые в сумме дают единицу и могут использоваться в качестве вероятностей классификации слоем классификации.

Последним слоем является классификационный слой (Classification Layer). Он использует вероятности, возвращаемые функцией активации softmax для каждого входа, чтобы назначить вход одному из взаимоисключающих классов и вычислить точность.

Также в качестве исходных данных для диагностирования МКЗ может использоваться ток намагничивания. Например, на рисунке 3 хорошо различимы значимые изменения при МКЗ на различных обмотках и нормальном режиме, причем CNN имеет высокую чувствительность к малому числу короткозамкнутых витков обмоток.

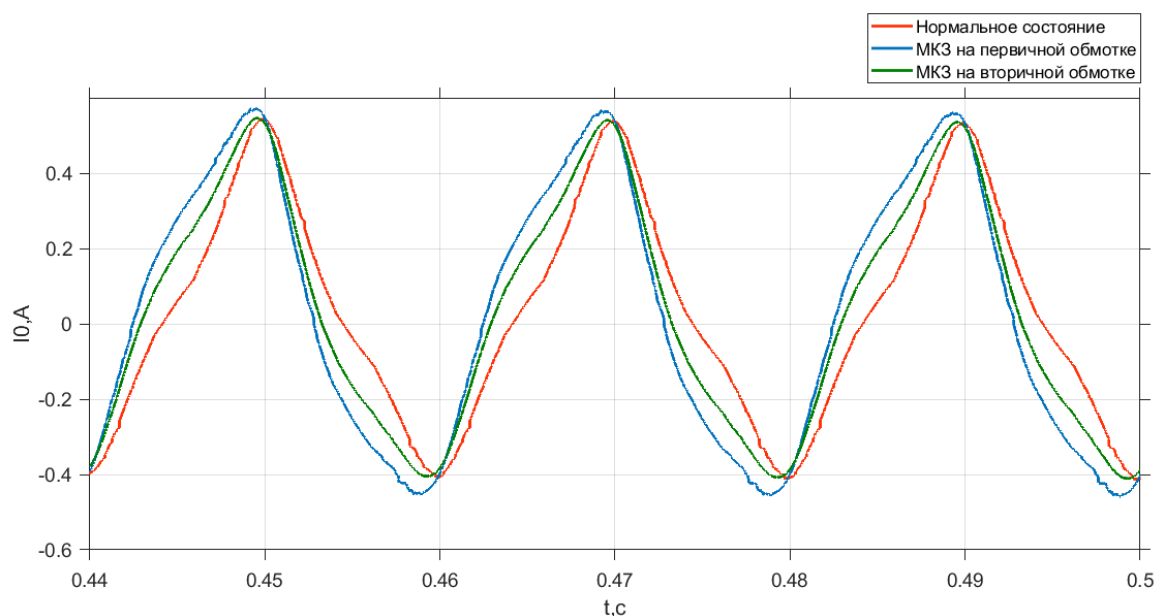


Рисунок 3 – Графики тока намагничивания в режиме холостого хода

Полученные результаты исследований позволяют определить поврежденную обмотку и оценить количество поврежденных витков не только при непрерывных измерениях, но и при подключении в режиме холостого хода по заявкам предприятий.

II Трехфазные асинхронные двигатели с короткозамкнутым ротором.

Для асинхронных двигателей (АД) помимо контроля отношений токов также учитывались такие ин-

формативно значимые параметры, как температура и вибрация, позволяющие диагностировать большую часть основных неисправностей.

Данные по вибродиагностике с предварительным распределением по степени тяжести дефектов были получены в локомотивном депо Гомель во время диагностирования подшипников колесно-моторных блоков локомотивов при помощи переносного вибронализатора СД-21. Пример представлен на рисунке 4.

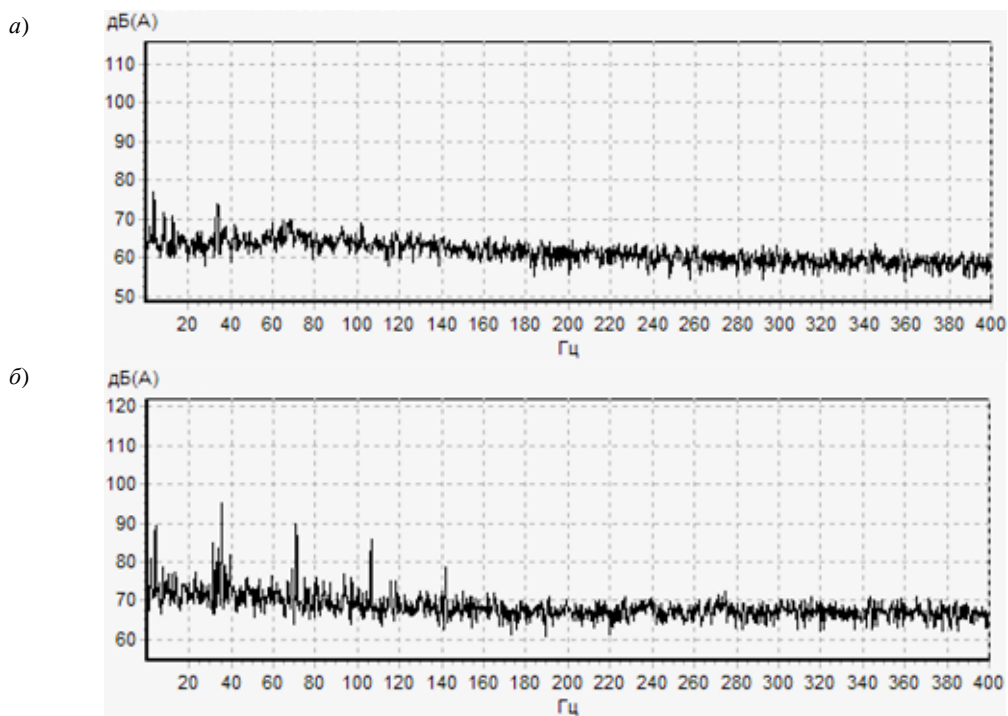


Рисунок 4 – Пример вибродиаграмм для подшипника:

a – дефекты отсутствуют или незначительны;

б – требуется разборка узла с оценкой текущего состояния и объема обслуживания или ремонта

Полученные в результате вибродиагностики диаграммы использовались в качестве исходных данных для обучения нейронной сети. Данная процедура при выборе рационального процесса обучения позволяет автоматизировать и унифицировать процесс диагностики, а также работать с зашумленными данными, устранить (либо сократить) влияние человеческого фактора. Далее приведены наиболее значимые процедуры и слои структуры, реализованной авторами CNN.

В данном исследовании разработанная авторами сверточная ИНС реализована в библиотеке Tensor Flow для языка Python 3.10. CNN по результатам вибродиагностики имеет два сверточных слоя с пулингом, за которыми следуют два полносвязных слоя

и выходной слой для классификации на три степени тяжести дефектов.

Для получения исходных данных для АД с короткозамкнутым ротором при МВЗ в качестве испытуемых электродвигателей были использованы трехфазные АД с однослойной вьюшной обмоткой и классом изоляции обмоток статора – В. Искусственно были созданы повреждения изоляции для различного числа витков (рисунок 5). Контролируемое управление режимами МКЗ осуществлялось с помощью реле (включение, отключение, переключение на различное число короткозамкнутых витков обмотки фазы статора), закрепленной на подшипниковой крышке.



Рисунок 5 – Испытуемый статор асинхронного двигателя мощностью 0,12 кВт

Для определения МВЗ при работе АД без отключения использовались в качестве исходных данных отношения токов I_A / I_B , I_B / I_C , I_C / I_A , получаемые от энергометров, при контроле сетевого напряжения. Программное обеспечение на ноутбуке импортирует полученные исходные данные в графическом виде для дальнейшей обработки сверточными нейронными сетями. Обучающая выборка должна включать достаточно большой массив данных. В нашем случае 80 % результатов используется для обучения. Использование графических изображений позволяет унифицировать исследования для АД различных мощностей и легко адаптировать под различное исполнение.

На основании экспериментов и результатов аналитического моделирования был составлен обобщенный алгоритм определения межвитковых замыканий для трехфазных АД с короткозамкнутым ротором при различных схемах подключения обмоток:

1) «звезда с нейтральным проводом»: увеличивалось отношение фазного тока по отношению к двум оставшимся фазным токам, при неизменном линейном напряжении во время всех измерений.

2) «звезда с изолированной нейтралью»: увеличение двух фазных токов (для однослойной всьпной обмотки), одним из которых является ток в поврежденной обмотке, и снижение оставшегося.

3) «треугольник»: увеличение линейного тока по отношению к двум оставшимся линейным токам.

В настоящее время авторами была усовершенствована структура имеющейся нейронной сети. Ее целью являлась большая адаптивность под различный масштаб исходных данных, увеличение числа влияющих факторов и отсутствие переобучения CNN. Для достижения этих результатов была использована комбинация сверточных слоев, пулинга, полносвязных слоев и слоев объединения. Приведем краткое описание полученной усовершенствованной нейронной сети.

Входной слой принимает изображения размером 67×88 пикселей с одним каналом (черно-белые изображения).

Первый блок свертки (Conv2D) используется для извлечения признаков из изображения. Используется несколько слоев с разными параметрами (размер ядра, количество фильтров), чтобы захватить различные уровни абстракции. Пулинг применяется после первого блока свертки для уменьшения размерности и улучшения вычислительной эффективности. Три параллельных блока CNN начинаются с разделения выходного слоя первого блока пулинга и затем применяются различные сверточные слои для извлечения дополнительных признаков. Выходные данные из всех трех блоков объединяются в один вектор. Слой Dropout с коэффициентом 0,5 нацелен на уменьшение переобучения. Выходной полносвязный слой с функцией активации softmax генерирует вероятности принадлежности к каждому из трех классов.

Отличие этой модели от других (CNN, Inception или GoogLeNet, ResNet) заключается в том, что три параллельных блока рассмотренной нейронной сети позволяют ей извлекать различные характеристики изображения в разных масштабах и с разной глубиной. Такой подход может улучшить способность модели к обобщению и улучшить ее производительность на разных типах данных.

Использование различных комбинаций сверток и пулинга в каждом из параллельных блоков позволяет модели захватывать различные аспекты изображения, что может быть полезно в различных задачах компьютерного зрения.

На рисунке 6 представлены для примера результаты классификации нейронной сетью отношений токов. На рисунке 7 представлена графическая визуализация схождения значения ошибки для тестовых и обучающих выборок. Данный график указывает на отсутствие переобучения при обучении большим количеством эпох в случае нехватки данных.

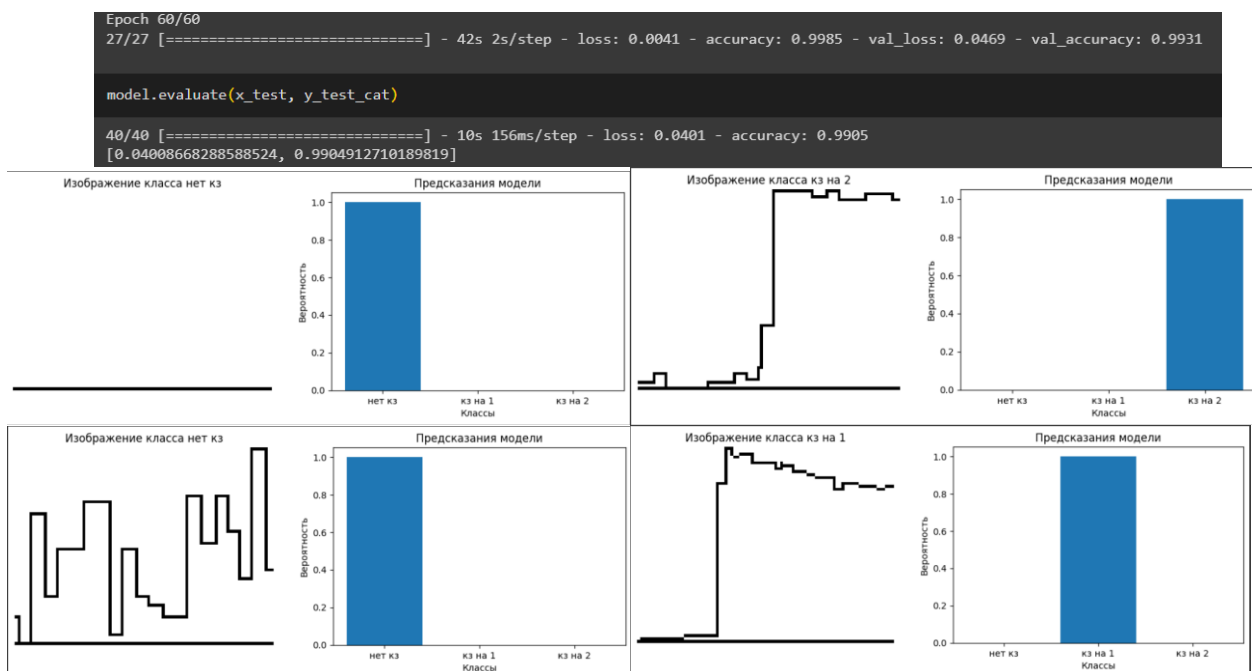


Рисунок 6 – Пример визуального представления результатов классификации нейронной сетью МКЗ по отношению токов

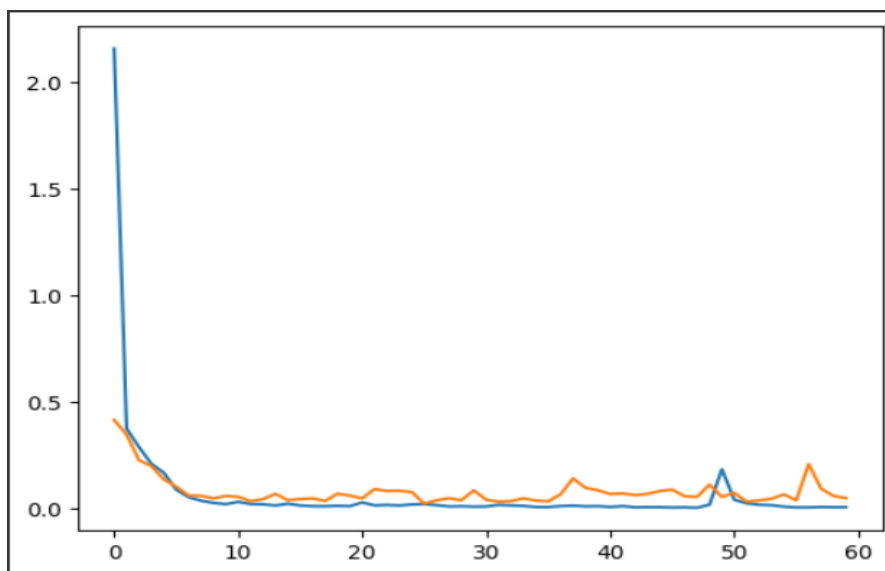


Рисунок 7 – Пример схождения значения ошибки для тестовых и обучающих выборок

Применение разработанной нейронной сети для диагностики трансформаторов и трехфазных асинхронных двигателей с короткозамкнутым ротором при межвитковых замыканиях позволяет унифицировать диагностические исследования для различных мощностей и легко адаптировать под различное исполнение. Простота практического применения и устранение влияния человеческого фактора при анализе результатов позволяет с ростом числа обучающей выборки снижать вероятность ошибки при классификации повреждений, и в дальнейшем на основе оценки большого числа факторов в динамике увеличить точность прогнозирования результатов диагностических исследований.

Список литературы

1 **Хаханов, В. И.** Применение искусственных нейронных сетей для диагностирования цифровых сетей / В. И. Хаханов, О. В. Щерба. – Радиоэлектронные и компьютерные системы, 2010. – 20 с.

Получено 19.03.2024

D. V. Mirosh, V. M. Ovchinnikov, I. E. Monarkhovich. Technology of application of neural networks for diagnostics of interturn failures in transformers and asynchronous motors.

The generalised technology of application of convolutional neural networks for diagnostics of inter-turn faults in transformers and three-phase squirrel cage induction motors is presented, based on the use of initial data in the form of graphs of relations of energy characteristics of power consumption. Application of the developed neural networks for diagnostics of transformers and three-phase squirrel cage induction motors allows to unify diagnostic studies for the specified equipment of different capacities and easily adapt them to different designs.

2 Вопросы реализации оценки технического состояния силового оборудования на электрических подстанциях / А. И. Хальясмаа [и др.] // Вопросы современной науки и практики. Университет им. В. И. Вернадского. – 2013. – № 1 (45). – С. 289–300.

3 Deep learning for winding interturn fault diagnosis in transformers / Y. Zhang [et al.] // IEEE Transactions on Industrial Electronics. – 66 (3). – P. 2240–2249.

4 **Мирош, Д. В.** Нейронные сети в диагностике. Анализ неисправностей асинхронных двигателей железнодорожной отрасли и их диагностика на базе искусственного интеллекта / Д. В. Мирош, В. Н. Галушко, И. Л. Громыко // Энергоэффективность. – 2023. – № 4. – С. 30–32.

5 **Дробов, А. В.** Система диагностирования неисправностей трансформаторов на основе сверточных нейронных сетей / А. В. Дробов, В. Н. Галушко, И. Л. Громыко // Энергетическая стратегия. – 2023. – № 4 (94). – С. 49–53.

6 **Громыко И. Л.** Диагностический комплекс трансформаторов и его применение с помощью сверточных нейронных сетей / И. Л. Громыко, В. О. Белькин, В. Н. Галушко // Вестник БелГУТа: Наука и транспорт. – 2022. – № 2 (45). – С. 92–96.